

УДК 004.032.26

**АНАЛИЗ КАЧЕСТВА СЖАТИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ
МНОГОСЛОЙНЫМИ ПЕРСЕПТРОНАМИ**

Шепелев Ю. М., Солдатова О. П.

Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика
С. П. Королёва (национальный исследовательский университет), г. Самара

Сжатие изображений нейросетевыми моделями – сложная задача, для решения которой разработан ряд методов. Самым известным из них является сжатие многослойным персептроном с архитектурой «бутылочного горлышка» [1]. Несмотря на его частое применение, в научной литературе отсутствуют конкретные сведения о влиянии архитектурных параметров нейронной сети на качество обучения и работы.

Для анализа качества сжатия была разработана автоматизированная система, позволяющая конструировать многослойные персептроны с архитектурой «бутылочного горлышка» с настраиваемыми параметрами: количеством скрытых слоёв, размером входного, выходного и скрытых слоёв. В системе производится автоматическое обучение персептрона на выбираемой пользователем группе изображений методом обратного распространения ошибки в сочетании с методом наискорейшего спуска.

С помощью этой системы были созданы три сети, осуществляющие сжатие изображений в четыре раза и их последующее восстановление. Многослойные персептроны имеют конфигурации 64-16-64, 64-16-16-64 и 64-32-16-16-32-64. В обозначении конфигурации первое и последнее числа – размеры входного и выходного слоёв, числа между ними – размеры скрытых слоёв. Сети обучались на одной и той же выборке из 53 изображений размера 256×256 в градациях серого.

Основным параметром обучения является его длительность, измеряемая циклами обучения. На рисунке 1 приведена гистограмма, показывающая соотношение длительностей обучения для различных сетей. Гистограмма построена для первых десяти изображений обучающей выборки.

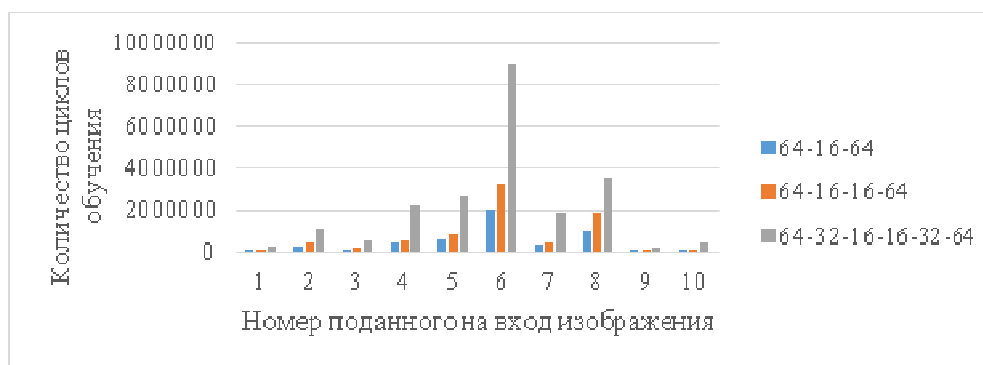


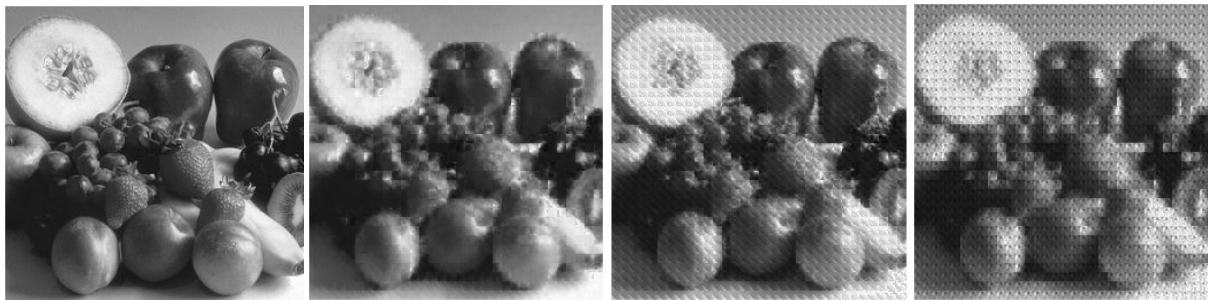
Рис. 1. Сравнительный анализ процесса обучения различных сетей

Гистограмма показывает, что с количеством скрытых слоёв сильно увеличивается количество циклов обучения. Это объясняется тем, что вместе с количеством скрытых слоёв увеличивается число нейронных связей, подлежащих коррекции для минимизации целевой функции квадратичной ошибки. В целом сети обучаются достаточно длительное время. Очевидно, это связано с длительной сходимостью метода обратного распространения ошибки с наискорейшим спуском.

Также следует заметить ещё один недостаток этого метода. Нетрудно показать, что для изображения, каждый пиксель которого кодируется 8 битами, квадратичная ошибка обучения сети с 64 нейронами выходного слоя не должна превышать

$$\frac{1}{2^{8^2} \cdot 64} \approx 2,4 \cdot 10^{-7},$$

что не всегда практически достижимо с использованием данного метода обучения. В системе в качестве критерия останова обучения используется максимальное значение ошибки, равное 10^{-4} . Меньшие значения ошибки не всегда приводят к завершению обучения. Однако такое значение ошибки ведет к серьёзным неточностям обучения сети, что отражается на работе с реальными данными. На рисунке 2 показаны примеры работы сетей на реальных данных.



*Рис. 2. Сравнение работы сетей на реальных данных
(исходное изображение и изображения, восстановленные после сжатия сетями
64-16-64, 64-16-16-64, 64-32-16-16-32-64)*

Сеть с одним скрытым слоем, как видно, не позволяет с высокой точностью восстановить изображение. Полученное изображение имеет размытые контуры, высокий уровень зашумленности. При увеличении количества скрытых слоёв до двух разница очевидна: изображение стало более контрастным. Однако прослеживается сегментация, которая, по всей видимости, связана с тем, что необходимая ошибка обучения не достигается. Дальнейшее увеличение количества скрытых слоёв не приводит к существенному улучшению результата. Сегментация становится ещё более явной, в то время как качественные изменения внешне незаметны.

Проведённые исследования позволяют сделать вывод о том, что лучше всего с решением задачи сжатия и восстановления изображений справляются сети с двумя скрытыми слоями. Однако в целом качество восстановления сжатых изображений невысокое: на восстановленном изображении можно различить контуры и основные цвета, но процесс восстановления не обеспечивает точного сходства с исходным. Кроме того, для обучения следует использовать более современные методы, которые позволят достичь априорно заданной ошибки и, что также немаловажно, ускорить этот процесс.

Библиографический список

1. Солдатова, О. Сжатие визуальных данных с использованием многослойного персептрона [Текст]/ О. Солдатова, Ю. Шепелев // Перспективные информационные технологии (ПИТ 2015): труды Международной научно-технической конференции – Самара, 2015. – Том 1.